データ セントリックなアプローチで高精度を実現！

AI検査製品 Roxy AI

株式会社 Roxy

Ver2.3

各種動画（ Googleドライブ）

いろいろある外観検査AI、精度に差はあるのか?

- 画像認識系AIは世界中で研究されている
  - 生き残っているのは、競争を勝ち抜いた極めて優秀なAI
    - ✓ バックボーン　：ResNet、MobileNet、EfficientNet、ViT・・・
    - ✓ アーキテクチャ：Yolo、RetinaNet、 SSD、EfficientDet、DETR・・・

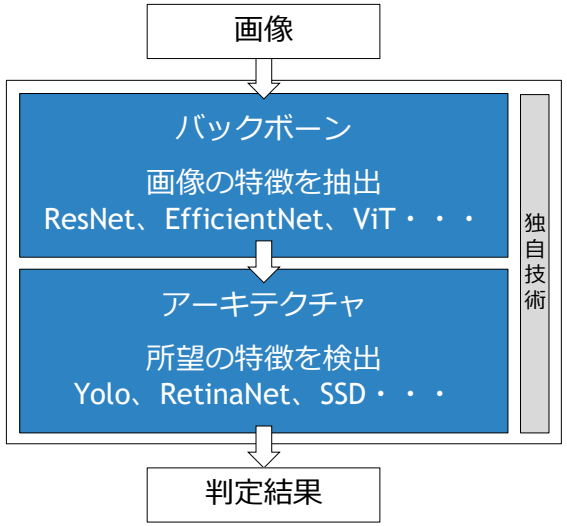
  →独自技術でこれらに勝ち続けるのは難しい

- 多くの外観検査AIは優秀なAIを流用

  → **同じデータを与えたら**、似た精度を実現

  → 各社「独自技術で高精度」を謳うが、精度はあまり差がない

  - Roxy AIは優秀なバックボーンを積極的に採用
    - ✓ アーキテクチャは外観検査に特化したRoxy AI 固有



Roxy AIは「データの質」で勝負

多くの外観検査AI：モデルセントリック

- データの質に無関心　参考）不適切なデータの例
  - 不適切なデータやノイズが混入したまま学習
    →期待する精度が得られない
- 解決方法は2つ
  - 解決策①： データ量で補う
    - ✓ データ収集コストが増大（低品質なデータも増加）
  - 解決策②：強力なAIで乗り切る
    - ✓ 高性能なGPUが必要、学習／検査時間の増加
    - ✓ 強力なAIを学習するには膨大なデータが必要

Roxy AI：データセントリック

- データの質を重視
  - データに含まれるノイズを取り除く
    →ノイズに惑わされず、本質的な学習に集中できる
- 得られる価値
  - 少量のデータで高精度を実現
    - ✓ データ収集コストを削減
  - シンプルなモデルで安定した性能
    - ✓ 低スペックなPCでも高速な学習／検査

外観検査は以下の課題があるからこそ、データ セントリックであるべき

- 入手できるデータが限られる
- 正常／不良の境界が微妙な場合が多く、ノイジーなデータとなりやすい

正常／不良の見分けが簡単なら、
どんな外観検査AIでも差はない。
Roxy AIを選んでおけば、
難しい検査にも対応できる。

データセントリックの効果

プログラミング用AIの事例

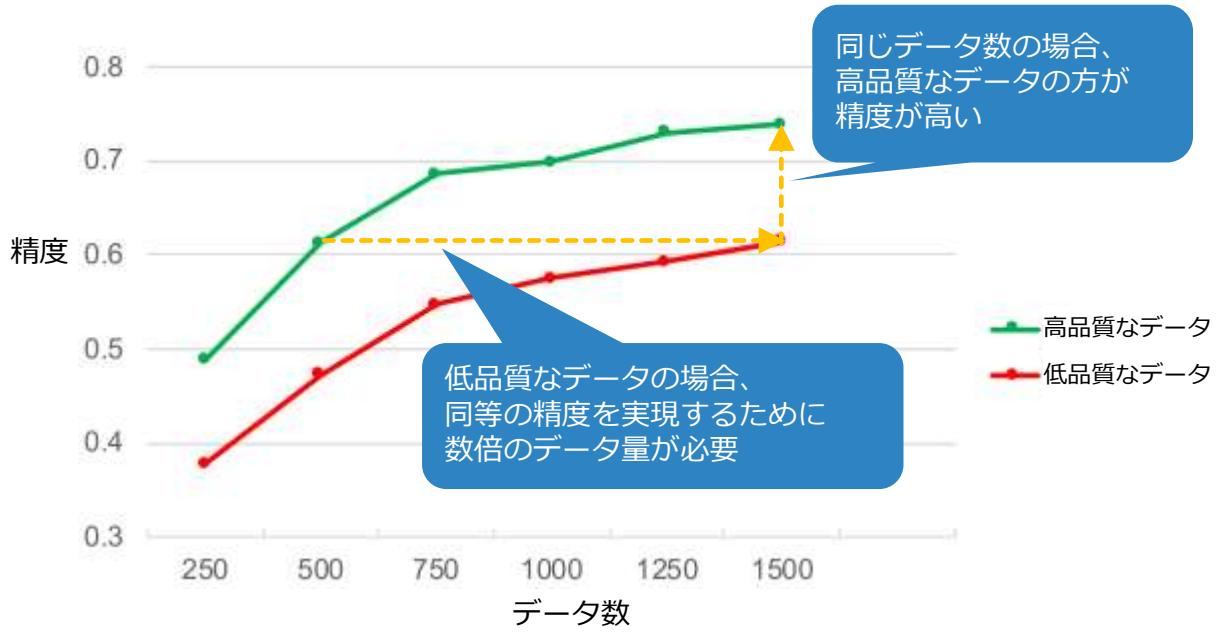
- Microsoft phi-1はデータ品質を向上することで、少量データ・小さなAIで高精度を実現

観点	モデル セントリック WizardCoder	データ セントリック Microsoft phi-1
精度	同程度	
学習データ数 (トークン数)	1兆 → (1/140) → 70億	
パラメータ数 (＝AIの大きさ)	160億 → (1/12) → 13億	
データ品質	Webから採取。間違いを含む	レビュー済みで教科書品質

https://arxiv.org/pdf/2306.11644

外観検査AIの事例

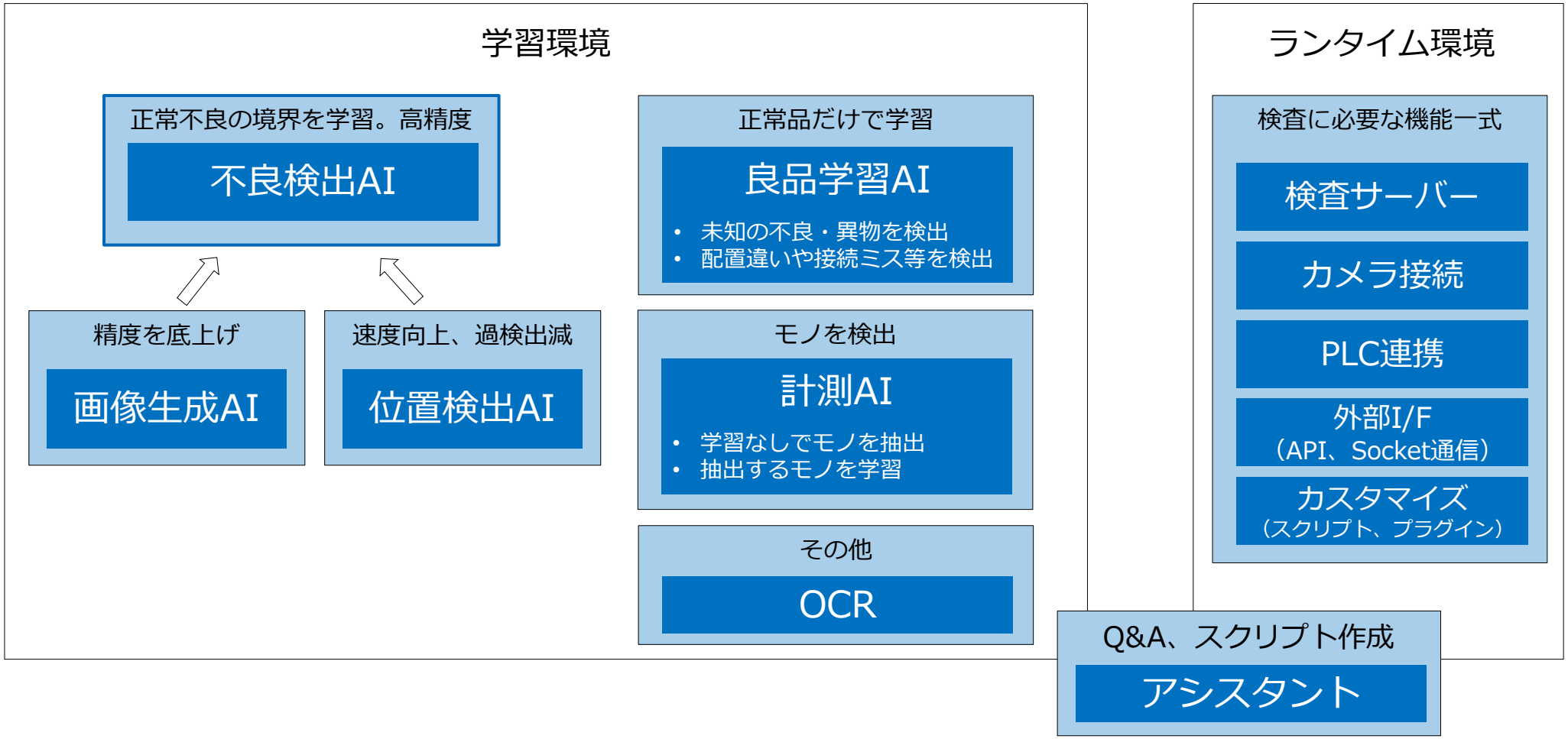
- 低品質なデータの場合、高品質なデータの数倍必要
- データを品質を上げると精度が向上



https://canvas.phenikaa-uni.edu.vn/courses/1096/files/306530/download?download_frd=1

Roxy AI の構成

- 高速高精度な不良検出AIと、それをサポートする各種AIがオールインワン



不良検出AIと良品学習AIの棲み分け

▶ 高精度が求められる検査には不良検出AIを推奨

	不良検出AI	良品学習AI
学習	正常と不良を学習	正常品だけを学習
用途	微小／微妙な不良を高精度に検出	明らかな不良、ポカミス検出
○	• 精度を上げやすい	• 不良サンプルが不要 • アノテーションが不要 • 未知の不良を検出できる （比較的簡単なものに限る）
×	• 不良サンプルが必要	• 微妙は検出できない • 過検出が多発する • 精度上げが難しい

導入判定のために不良サンプルは必要

⇩

判定用に不良サンプルを集められるなら、
もう少し頑張って学習用サンプルを集め、
精度向上につなげるべき

Roxy AIは、形状や色などが違う複数の製品を
１つのAIで検査できるので、

✓ 不良サンプルを複数製品から集めればよい

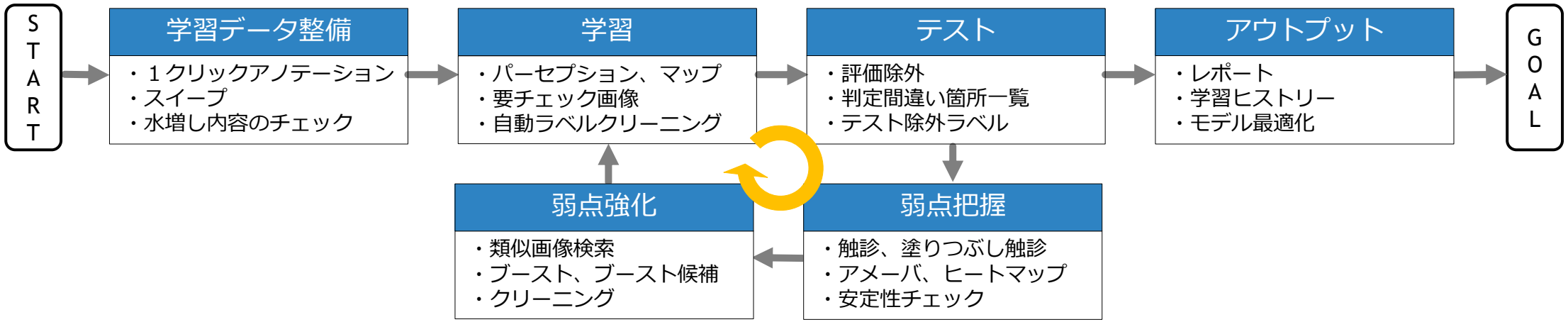
✓ 不良サンプルがない新しい製品も検査できる

データ品質向上のポイント

- 重視する3つのポイント

ポイント1	ポイント2	ポイント3
不適切なデータは作らない	紛れ込んでしまった 不適切なデータは取り除く	データのバランスを整える バリエーションを確保する

- 学習プロセス全体を通して３つのポイントを実践



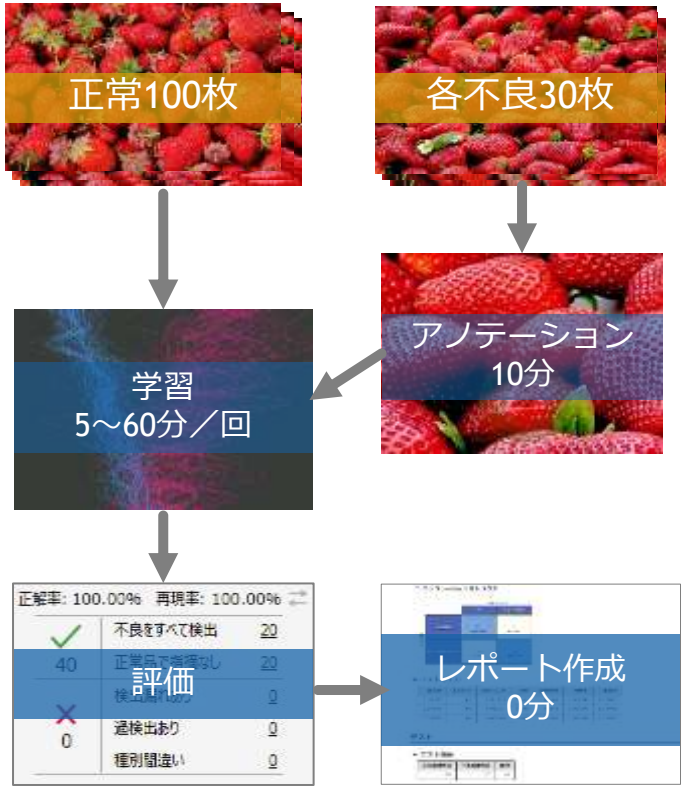
データ品質向上のタスクの多くは、正常／不良を見極め、整理すること。
検査対象のことや、正常／不良の見分け方のことを熟知している検査員の協力が必要。

ポイント1：不適切なデータは作らない

※アノテーション：不良がある箇所を指し示すこと

少ない学習データで高精度

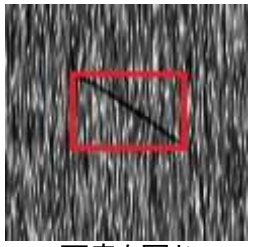
- データが増えると網羅的な確認は困難
  - データが増えとノイズが混入するリスクも増加
- Roxy AIは比較的少ないデータで学習可能

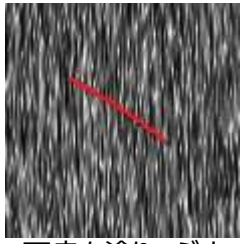


人によるブレがないアノテーション

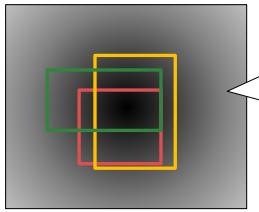
一般的なAI検査製品

- 不良の境界を明確に指定


不良を囲む


不良を塗りつぶす

- 境界が微妙だと一貫性を保てない

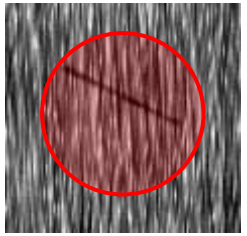

このような違いが
精度低下の原因に

➡ 低品質なデータ

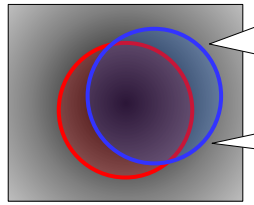
- 精度上げの微調整は試行錯誤
  - ✓ そもそも、アノテーションが原因で精度が低いということに気づけない

Roxy AI

- 不良の境界は考慮不要（AIが自動に学習）


不良をクリックするだけ。
ずれても、漏れがあってもOK

- 丸の中に不良個所が入っていれば良い


このような違いは精度に
影響しないアルゴリズム

丸の大きさも変更不要

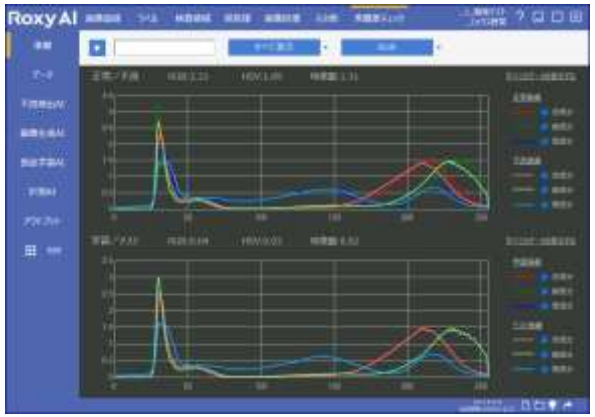
  - ✓ アノテーション付与に起因する品質低下ゼロ

➡ 高品質なデータ

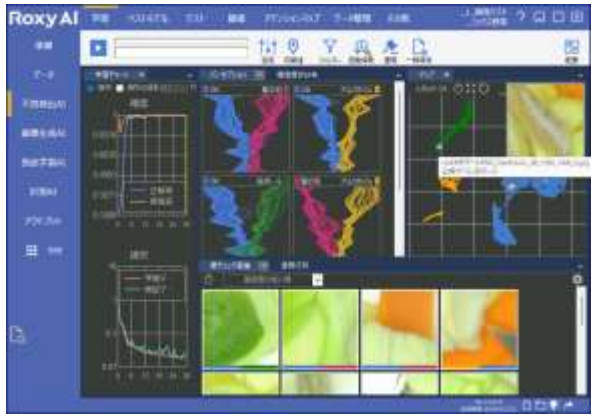
- 正常不良を誤判断するリスクは残る
  - ✓ 別機能で対応するので問題なし

ポイント2：不適切なデータは取り除く

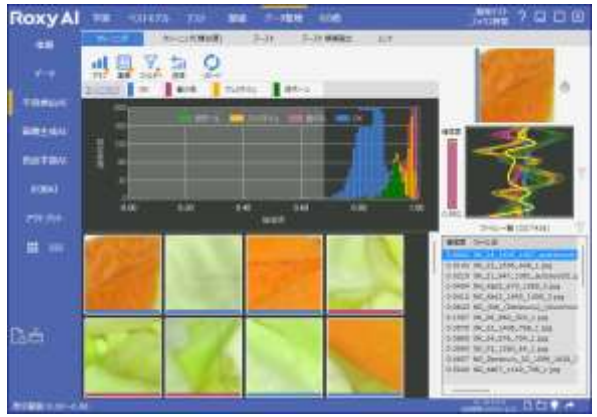
学習前 → 学習中 → 学習後 → テスト後



- 不良サンプルの劣化や、撮像環境の差異を学習前に検出。手戻りのリスクを低減する



- 学習しにくいデータを可視化。気になるデータをクリック・確認し、間違っていれば削除・ラベル修正
- 怪しいデータを怪しい順に自動列挙。間違っていればその場で是正
- AIが間違いと自信をもって判断したデータは自動的に削除



- 怪しい範囲を指定して一覧化。複数の画像を並べ相対的に比較
- 別ラベルなのに酷似している、同ラベルなのに似てないペアを確認
- マップ上、ラベルのクラスタから乖離しているデータを一覧

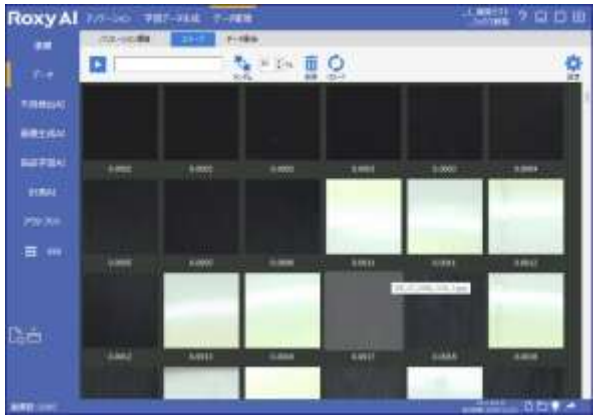


- 誤検出した箇所をマウスでなぞり、AIの感じ方を把握
- 誤検出箇所の類似データの中に誤った学習データがないか確認

正常／不良が微妙な場合、1枚の画像を見て正しく評価するのは難しい。
データを整理する場合は、複数の画像を並べて相対的にチェック

ポイント3：データのバランスを整える

バランス・多様性を考慮したデータ生成



- データの水増し方法をきめ細かく指定可能。数が少ない不良は多めに水増し
- 精度に寄与しない簡単なデータを間引き、学習効率を向上
- 過検出低減に効果的と思われるデータを学習前に抽出、水増し

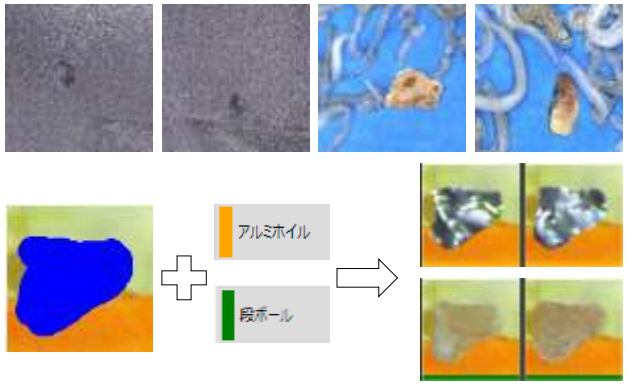
ピンポイントに弱点を補強



- 限られたデータから効果的に学習するため、不良個所を様々に変化させてデータを増強
- 過検出を抑えるために正常箇所をブースト
  - 任意の場所を水増し（手動）
  - 追加学習すべき特徴を自動抽出（半自動）
  - 学習中に苦手な特徴を自動水増し（自動）

それでもダメなら画像生成

（左が本物、右が生成画像）



- めったに発生しない位置や形の不良を生成。検出力を最大限に高める
- 不良検出AIの学習データをそのまま流用。余分な手間なし
- 位置・形・不良種別を指定して画像を生成

分析できなければ、怖くて本運用に入れない

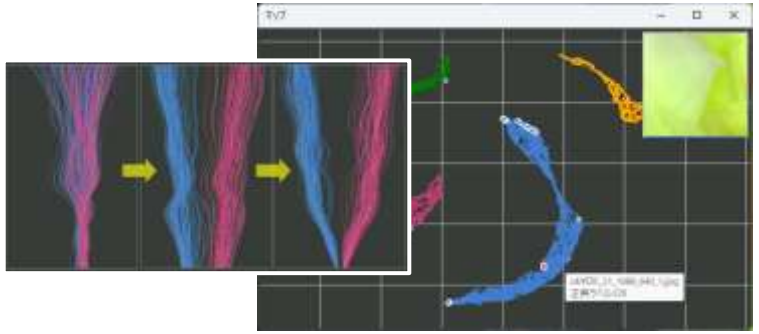
触診＆類似画像

- マウスで触って反応具合をチェック
- 注目箇所に似た学習データを確認



パーセプション＆マップ

- データ間の相対的な位置関係を把握
- 触診と組み合わせて活用



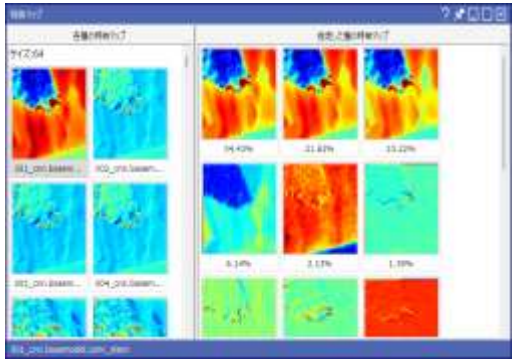
閾値グラフ

- 閾値を変えた場合に
  検出漏れ／過検出する特徴を確認



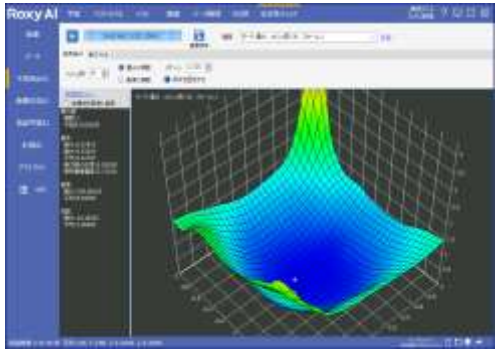
特徴マップ

- 特徴抽出層の反応具合を可視化
- 不良部分に反応しているか確認



安定性チェック

- ラベルごとの安定性を比較
- 撮像条件が精度にどう影響するか推測



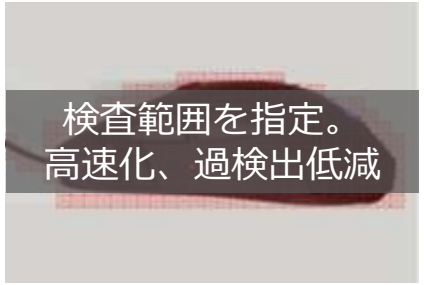
ヒストリー

- どの施策が精度に影響したか振り返り
- 記憶ではなく記録でノウハウ蓄積



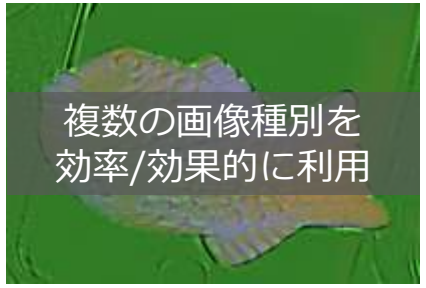
様々なニーズにお応えする豊富な機能

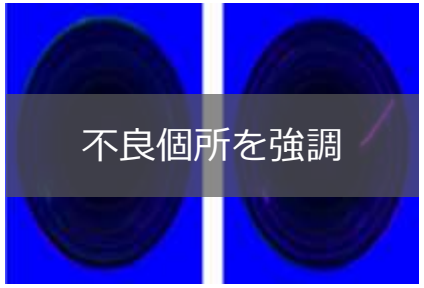


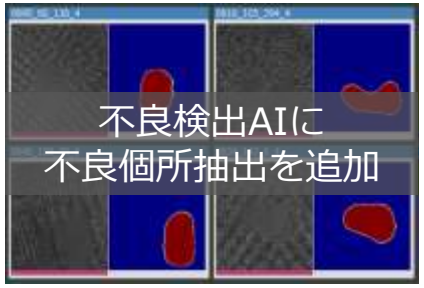


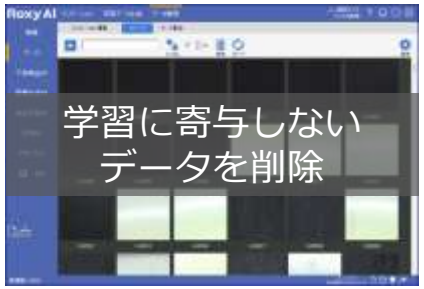


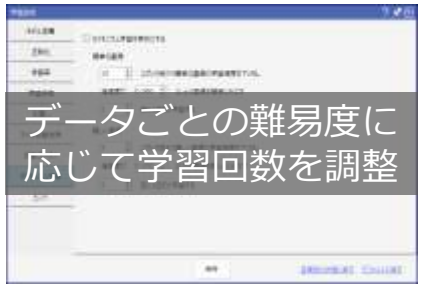










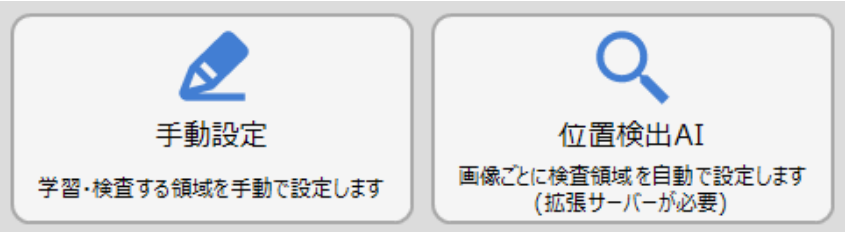








位置検出AI



- 製品の位置を特定し、不良検出AIが検査する範囲を限定
  - 効果：検査時間の短縮、過検出の低減
  - 製品の位置を固定できない場合に使用
- 利用イメージ
  - 学習
    - ✓ 大雑把でよいので、数枚にアノテーションを付与
    - ✓ 数十秒で学習
    - ✓ 学習・テストデータの各画像に検査範囲を適用
    - ✓ あとは通常どおり不良検出AIを学習
  - ランタイム
    - ✓ カメラワーカーと検査ワーカーの間に位置検出ワーカーを挟むだけ
- 時間
  - 学習時間：数十秒
  - 検査時間：20ms程度





良品学習AI①：未知の不良・異物を検出

- 正常データのみで学習
  - 正常データから、製品の特長を学習
  - 学習した特徴から逸脱した箇所を検出
- 利用シーン
  - パッとみてわかるような明らかな不良を検出
  - 未知の不良の検出
- 時間
  - 学習：30分～1時間程度
  - 検査：50ms程度
- 注意
  - 精度上げが難しい。基本はデータ追加
  - 微妙な不良は検出できない
    - ✓ 既知の不良は、不良検出AIの方が圧倒的に精度が良い
    - ✓ 未知の不良を検出する目的で不良検出AIと兼用するのが良い



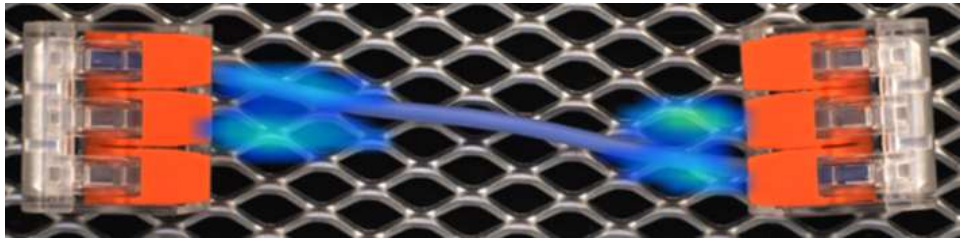


良品学習AI②：配置違いや接続ミスなどを検出

- 正常データのみで学習
  - 正常データから、製品特有の配置などを学習
- 利用シーン
  - 弁当の具材の配置・抜け漏れチェック
  - コネクターの接続チェック
  - 製品が既定の位置ないなどのポカミスを予防
- 時間
  - 学習：30分～1時間程度
  - 検査：100ms程度
- 注意
  - 精度上げが難しい。基本はデータ追加



穴に端子が入っていない



左右それぞれ中段に接続されているのが正常な場合

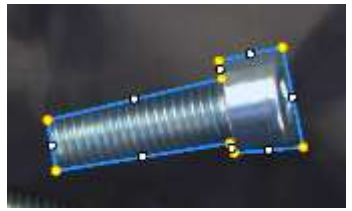
計測AI①：ゼロ学習AI

- 学習なし物体を抽出
  - ゼロ学習でできること
    - ✓ カウント
    - ✓ 面積などの算出
  - ゼロ学習でできないこと
    - ✓ モノの分類
- 時間
  - 学習：ゼロ
  - 検査：20～100ms程度（モノの数による）



計測AI②：特定のモノを検出

- 高精度な抽出や分類が可能
  - 例：ワッシャー、ナット、ねじの個数カウント
- アノテーションは面倒
  - 自動アノテーション機能を使うと効率的



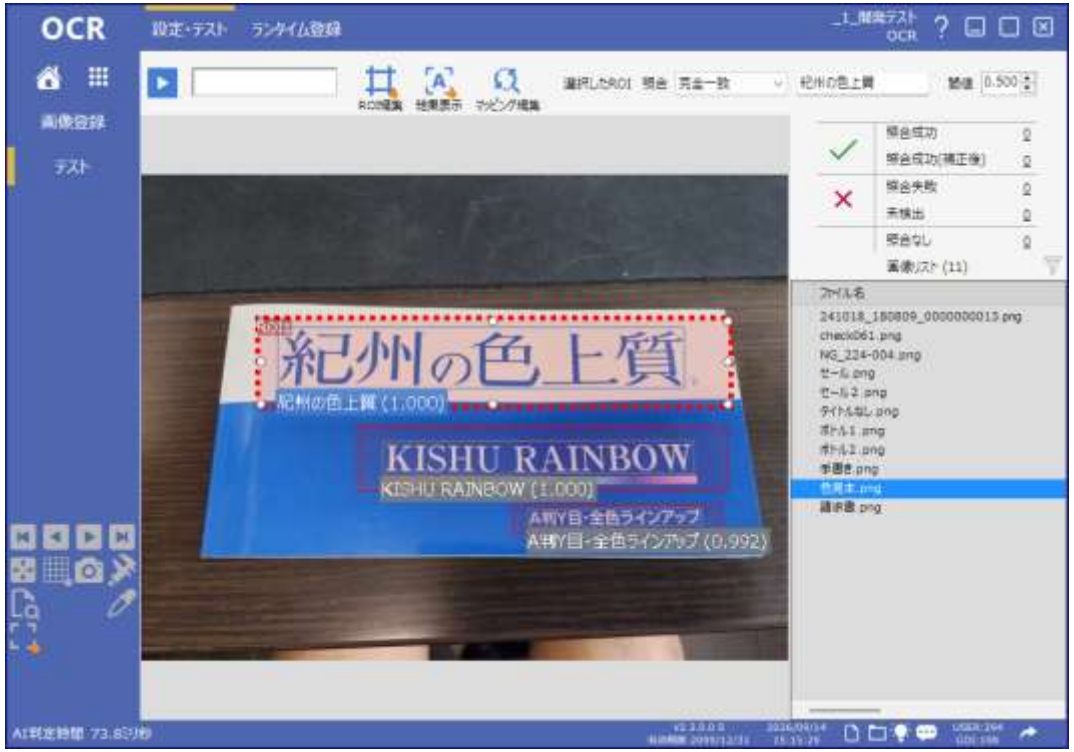


- 時間
  - 学習：数分
  - 検査：20～100ms程度（モノの数による）



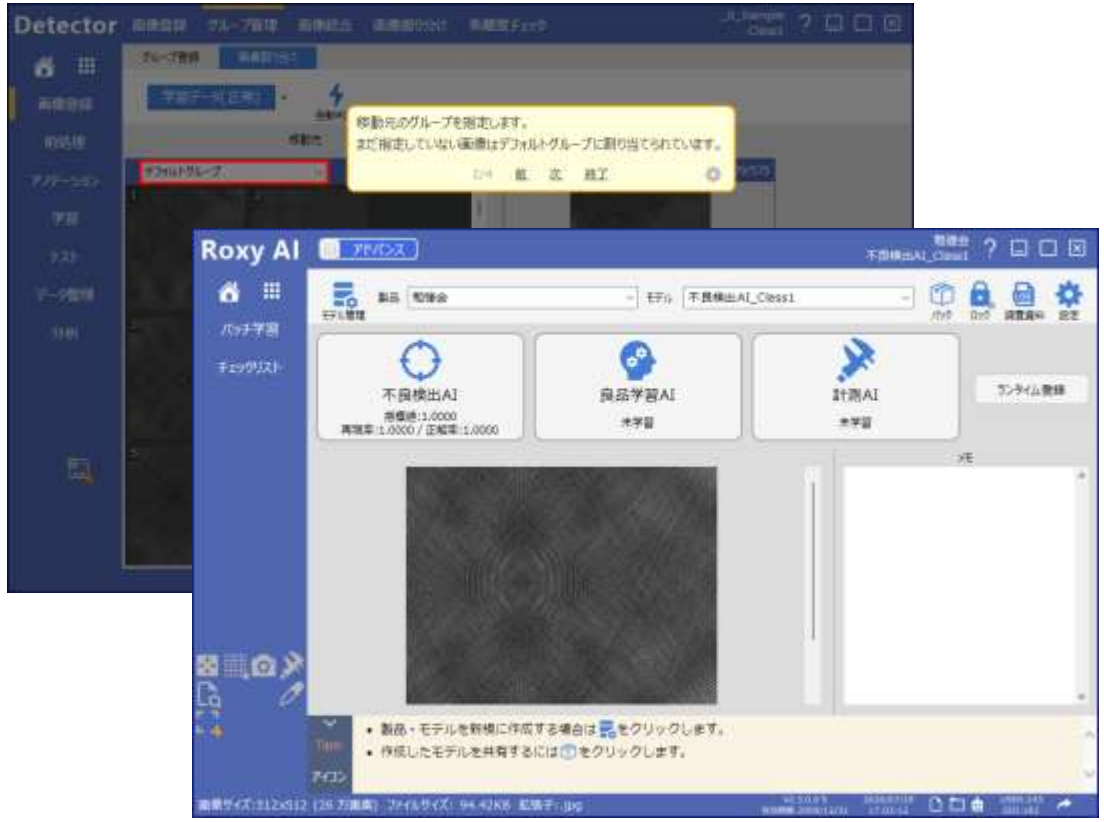
OCR

- 指定範囲（複数可）に含まれる文字を抽出
  - 領域を指定せず、画像に含まれる全文字列も抽出可能
  - 間違いやすい文字列をマッピング表で補正
    - ✓ Ⅰ→ 1、Ⅱ→ Ⅱのようなルールを事前定義
- 用途
  - 期待する文字列と一致するか確認（正規表現対応）
  - 読み取った型番用のAIモデルで検査
- 時間
  - 学習：なし
  - 検査：20ms～（検出した文字列の数に応じて変動）



機能は盛りだくさんでも、わかりやすく

- 初めての方でもわかりやすく
  - 初めての画面・状況に応じてガイダンスを表示
  - 各画面にTipsとアイコンの意味を表示



- わからないことはアシスタントに質問
  - 学習、ランタイムのことは何でも質問
  - 外観検査、PLCなどの一般的な質問もOK
  - ランタイムで使用するスクリプトも記述可能



ランタイム環境：現場への組み込みも容易

多くの機器と連携



- 様々なPLCやカメラに接続可能
- KEYENCE社のXG-X、CV-X、VJ、LJに対応
- 他アプリから呼び出すためのI/Fを提供
  - ✓ C# API、Socket通信

直観で使える設定ツール



- 複雑な検査シーケンスもD&Dで簡単作成
  - ✓ 代表的な検査シーケンスのサンプルラダーも同梱
- カスタマイズも簡単
  - ✓ スクリプトで検査シーケンスを簡単カスタマイズ
  - ✓ 独自開発したワーカー・レセプターをプラグイン

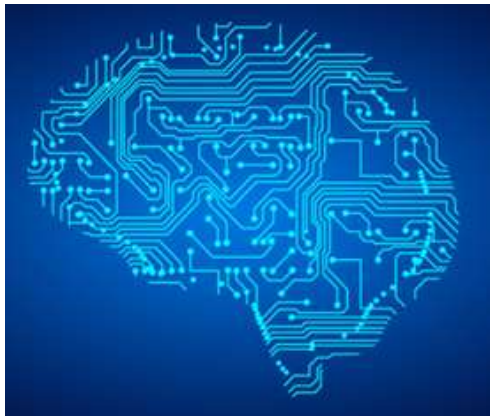
ライセンス（買い切り／年額・月額）

学習ライセンス



- AI開発ツールを使用するためのライセンス
- AI開発ツールを使用するPC毎に必要
- １ライセンスで作成できるAIモデル数は制限なし

ランタイム ライセンス



- 実際にAI検査を行うためのライセンス
- AI検査を行うライン／ロボットアーム毎に必要
- １ライン内であれば複数カメラを使用可能

※ライセンスの形式は、ライセンスファイル、または、USBドングルから選択できます
※買い切りの場合、2年目以降のバージョンアップ・問い合わせには保守サポートの購入が必要です
※2年目以降に画像生成AIをご使用になるには、保守サポートの購入が必要です

その他

▶ 学習用PCのシステム要件

分類	要件
OS	Windows 10、11
CPU	Core i7以上
メモリ	16GB以上（32GB以上を推奨）
GPU	NVIDIA RTX20～50シリーズ
SSD	必須（M.2 NVMe接続を推奨）

▶ 試行ライセンス

- ほぼすべての機能を無償でご試用できます
  - ✓ 画像生成AIの「元画像に張り付けて保存」はご使用いただけません
- システム要件を満たすPCが必要
  - ✓ Roxy AIを搭載したPCを、弊社代理店から有償レンタルできます
- 試用期限は1か月
- 作成した環境・AIモデルは正式版へ引き継ぎ可能

Roxy AI 代理店にお申し付けください。

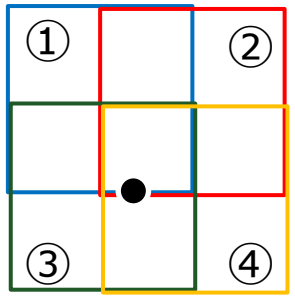

口先だけじゃない
「高精度」
それを実現するための
仕掛けが満載
Roxy AI がよくわかる
動画公開中
https://roxy-ai.jp/movie/
「高性能なAI」だけでは
たどり着けない精度を実現
データを磨けば、精度は必ず上がる
Roxy AI

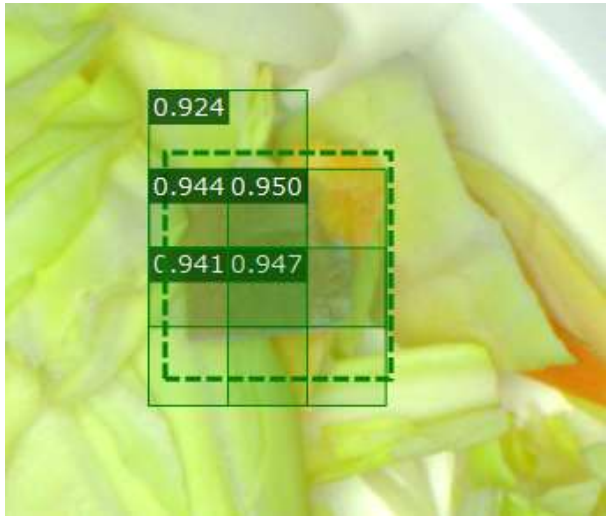
検出漏れの低減

- 検出率100%のAIを作るのは困難

  ⇒検出率が多少低くても、検出漏れを発生しない仕組みが必要

- Roxy AIは、検査範囲をずらしながら各領域を4回ずつ検査





- 領域の境界にある不良は検出が難しい場合があるが、別の領域での検査でカバー
  - 上の図の場合、領域①②の検査では検出が難しくても、領域③④の検査で検出

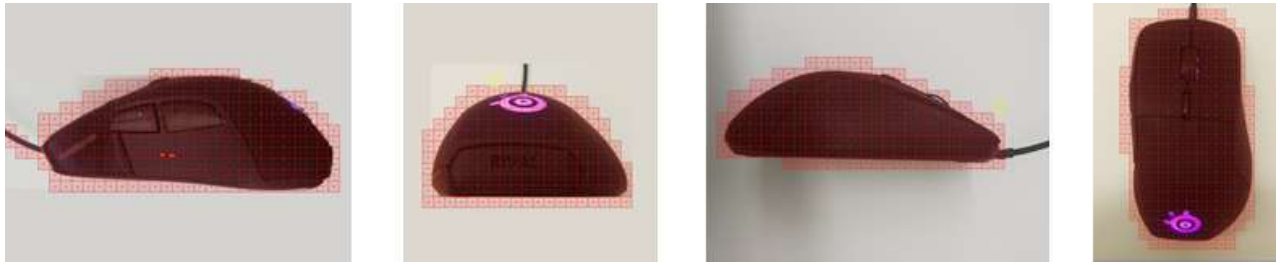
✓ 検査時間は長くなるが、検出漏れが減る手法を採用。それでも高速

✓ 不良の特徴を掴んでさえいれば、不良の位置に関係なく高精度で検出可能

過検出の低減

- １つのAIモデルに対して複数の検査領域を設定可能

想定利用シーン	利用イメージ
ロボットアームで撮影する場合	撮影する場所ごとに検査領域を設定
複数のカメラで撮影する場合	カメラごとに検査領域を設定

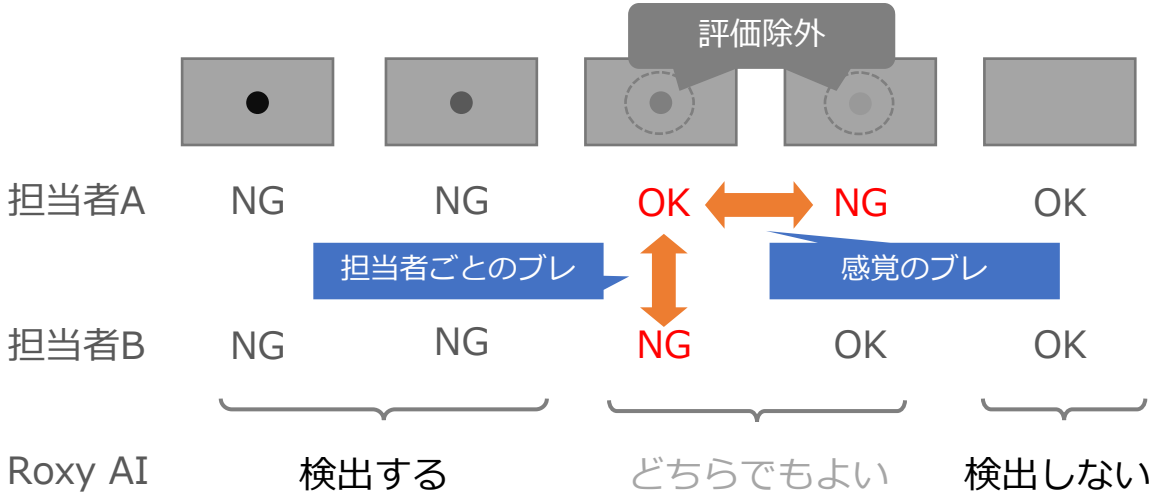


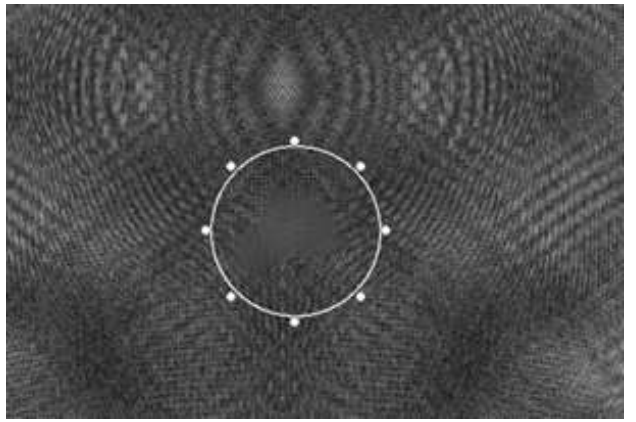
- 効果
  - 余分な領域の検査を省くことにより、過検出の低減、高速
- 副次的な効果
  - 検査すべき箇所に注力して学習できるため、学習の難易度低下、学習時間の短縮
  - 複数方向からの検査を統合できることで、作成するAIモデルの数を削減

人の判断のブレを吸収

※テスト画像でAIが検出すべき不良を指し示したアノテーション。
精度算出の指標となる

- 不良の種類によっては、正解アノテーション※を厳密に指定するのは困難
  - 担当者間の判断のブレだけでなく、一人の担当者の中でもブレが発生する
  - 正解アノテーションが不正確な状態で、良い精度を実現しても意味がない





- 正常・不良どちらとも判定できるグレーゾーンは「評価除外」としてマーキング
  - 評価除外とした領域は、検出しても検出しなくても正解として扱う（人と同じレベルで検査）
  - レポート機能で評価除外とした箇所を一覧表示。グレーゾーンを共通認識化

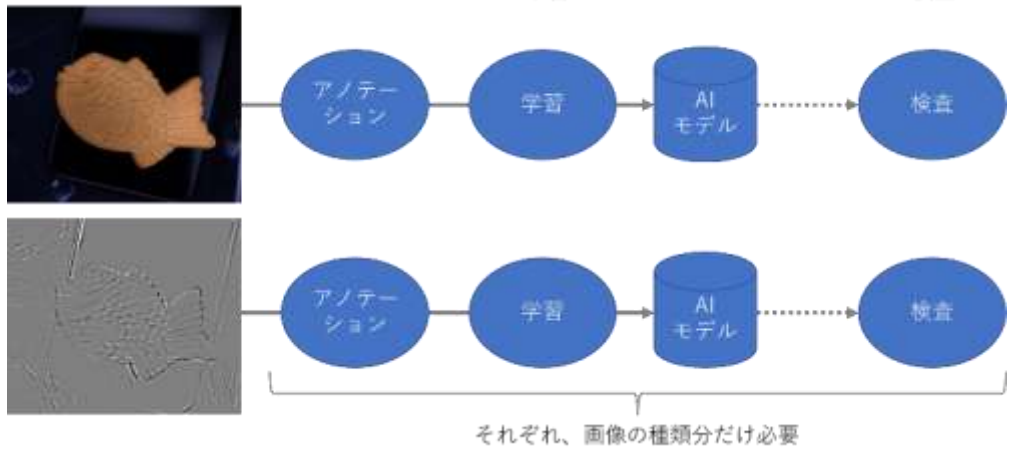
複数画像の情報を効率/効果的に利用（画像統合）

- 画像の種類（正反射 / 形状画像など）ごとに検出しやすい不良が異なる
  - 複数の不良モードを検出するため、複数画像の検査が求められる場合がある
- 複数画像を検査する場合のデメリット
  - 画像ごとにアノテーション、AIを作成する必要がある
  - 画像ごとに検査する必要があるため、検査時間がかかる

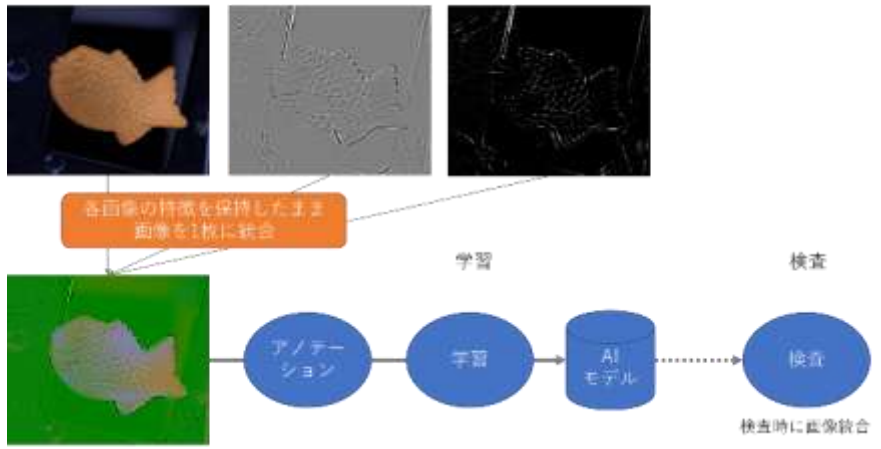


→ 画像統合

通常の方法



画像統合



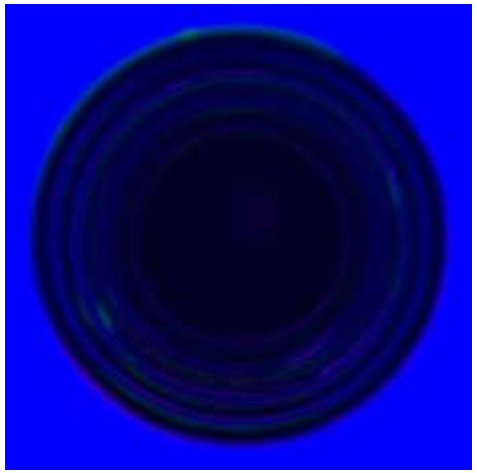
✓ 複数画像の情報をあわせて学習・検査できるので高精度を実現しやすい

✓ 作成するモデルは1つのみ。検査も一回で終わるので高速

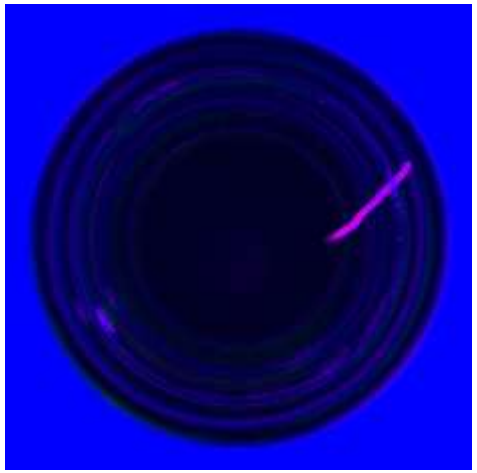
検査しやすい画像に変換（差分画像）

※検査対象の製品の形が一定の場合のみ使用可能

- 正常品の平均画像と対象画像の差分を抽出
  - 正常画像に含まれない特徴が強調される
  - 学習が容易になり、精度もアップ
  - 特に、欠けやバリ、モノの有無などの検出に効果を発揮



差分画像（正常品）



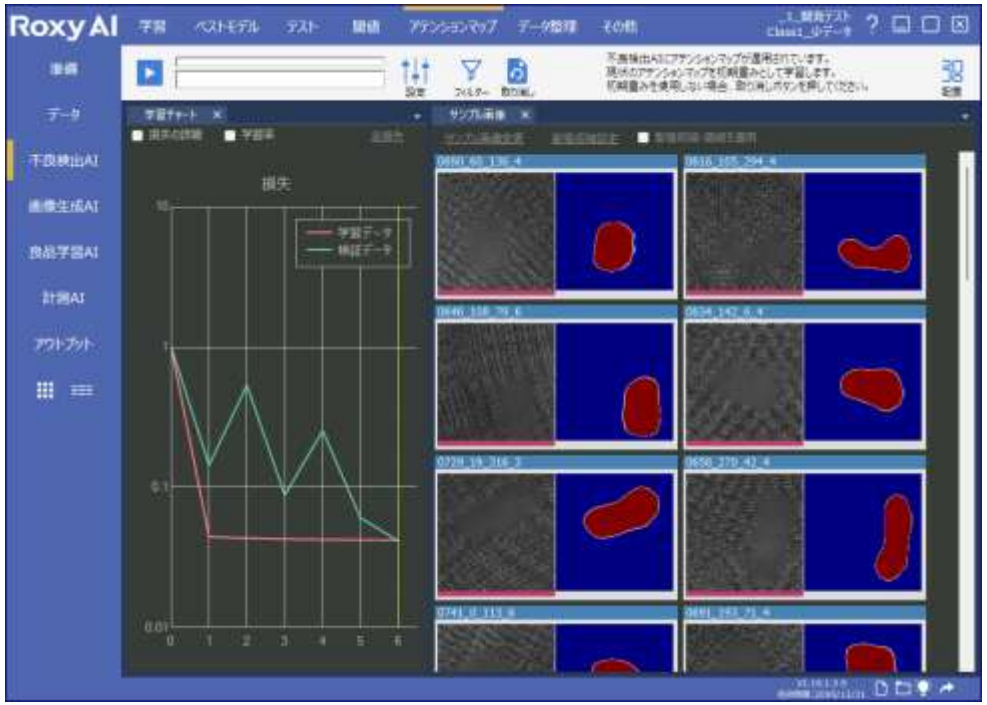
差分画像（不良品）

✓ 検査対象によっては非常に高精度な検査を実現可能

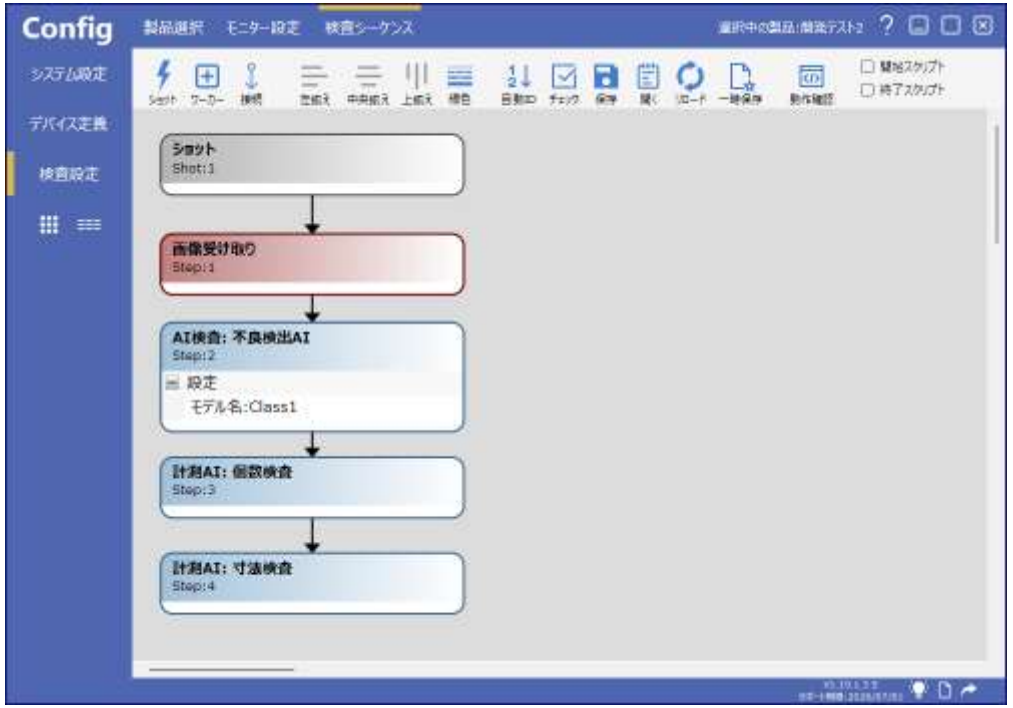
✓ 検査タクトへの影響は無視できるレベル

不良部位の抽出

- 完成した不良検出AIに部位抽出を後付け
  - 不良検出AI単体と比較して
    精度は全く変わらず、速度は若干低下
  - セマセグ用のアノテーションは不要。
    ワンクリックアノテーションだけで実現



- ランタイム機能
  - 個数や面積、サイズなどでチェック
  - 不良をロボットアームで除去する場合に
    掴みやすい確度・チャックの幅も通知可能



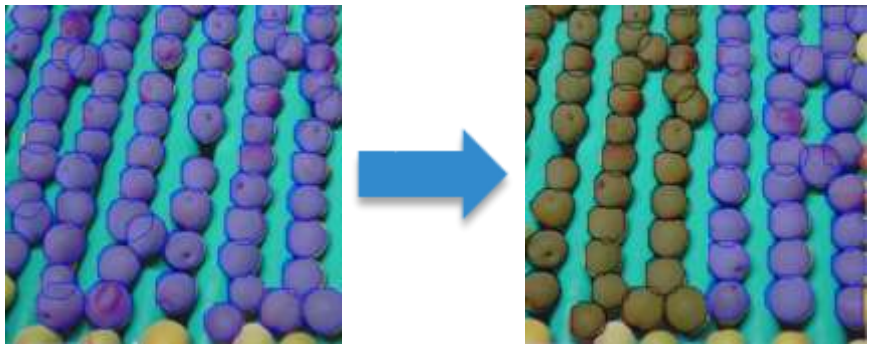
計測AIの応用例

- ランタイムのスクリプト機能を利用した応用例
  - 不良を含む製品を把握する
    - ✓ ロボットのピッキングや、不良を含む製品のカウントなど



  - コンベア上を流れる物体をカウントする

1回目の撮影　　2回目の撮影



新しく写った部分（青色）だけをカウント

※コンベア上の物体は左に流れている

参考資料

適用事例






自動車・自動車部品




食料品・菓子




電子部品・家電製品




ガレキ・産業廃棄物




医療用品・細胞




その他

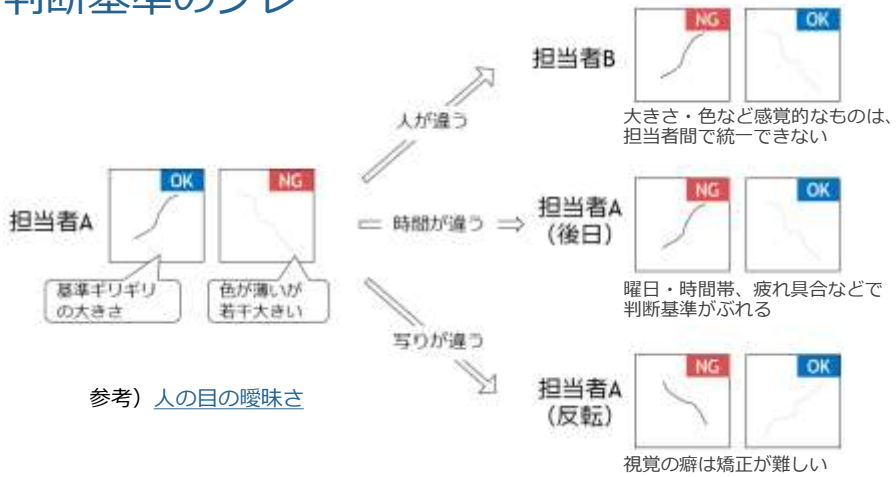
不適切なデータの例

気づきにくい不良が正常データに紛れ込む

- 検査時の見落とし、運送／撮影時に傷がつく、などが原因
- ちょっと注意すれば解決できる問題ではない
  - 500万画素の画像から数ピクセルの不良を見つけるのは、4Kのテレビで顔のシミを見つけるより大変



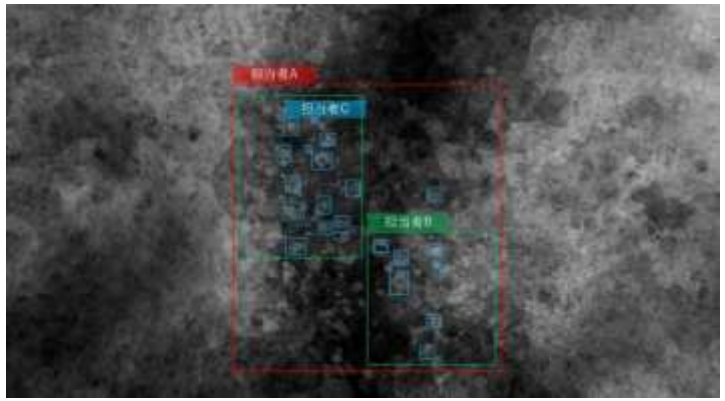
判断基準のブレ



参考）人の目の曖昧さ

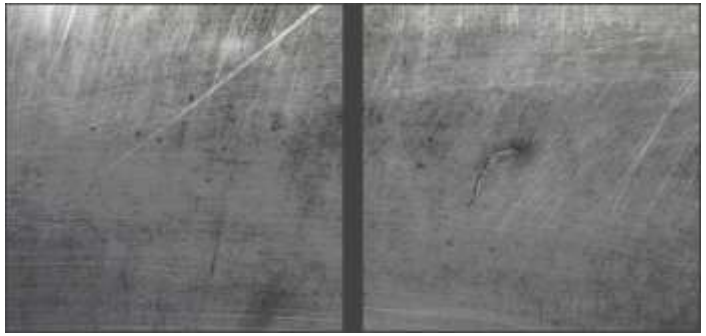
不良の指示の仕方のブレ

- アノテーション方法の厳密な定義が難しい場合がある
  - 徐々に変化する場合、どこをアノテーションするかなど



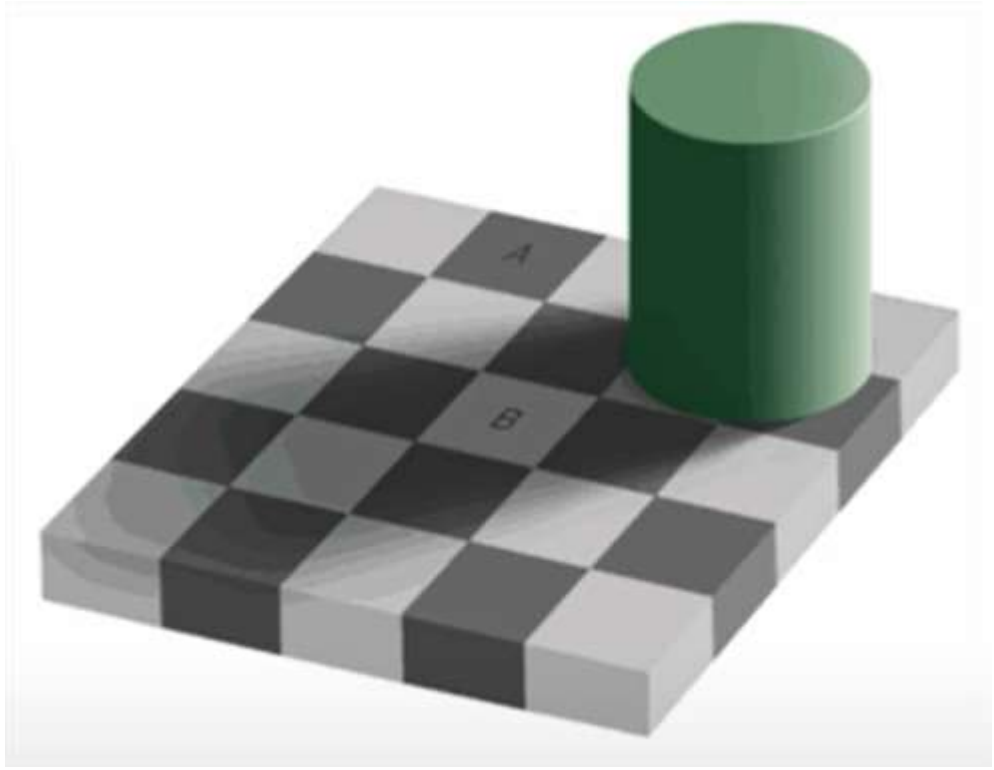
気づけない正常／不良の差

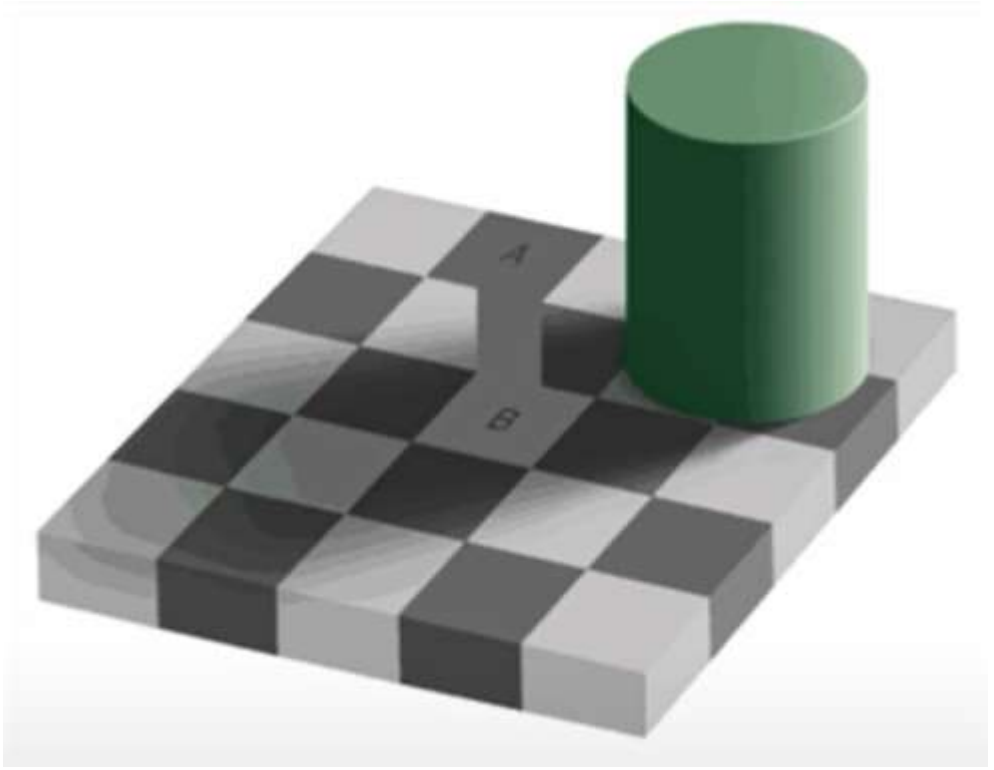
- 左は正常品、右は不良で保管しておいたもの（保管中に酸化）
  - 撮影すると、気づけないレベルの映りの差（データの分布の差）が発生
  - AIは分布の差を学習し、不良の特徴を学習しない
    （AIにとっては、不良の特徴を学習するより、分布の差を学習する方が簡単）



人の目の曖昧さ

- 左図のA/Bの色はどちらが濃い？
  - 右図を見るとわかるように、どちらも同じ色
- 曖昧な人の目で仕分けられたデータには間違いがある





https://www.youtube.com/watch?v=0me3guauqOU&t=1953s

Roxy AI